2M

УДК 004.89, 004.93

***К.В. Мурыгин***
Институт проблем искусственного интеллекта МОН Украины и НАН Украины,
г. Донецк, Украина
kir@iai.donetsk.ua

# Получение шаблонов для распознавания символов автомобильного номера на основе взвешивания обучающего набора

В статье предлагается алгоритм получения шаблонов для решения задачи распознавания символов автомобильного номера методом сопоставления с эталоном. Предлагаемый алгоритм основан на взвешивании обучающего набора и позволяет получить шаблоны каждого класса символов на основе минимизации средней ошибки классификации по всем классам. Полученные предложенным методом шаблоны позволяют решать задачу классификации символов с меньшей ошибкой, чем при использовании в качестве шаблонов центров распределений классифицируемых классов, сохраняя при этом хорошую обобщающую способность метода сопоставления с эталоном.

## Введение

Задача распознавания символов автомобильного номера является последним этапом решения задачи автоматического определения номерного знака автотранспортного средства на основе анализа видеоданных. Здесь предполагается, что предыдущие этапы обнаружения номера [1], нормализации изображения номера, сегментации символов [2] уже решены одним из известных методов. Актуальность задачи определяется в первую очередь важным прикладным значением распознавания номерных знаков автотранспортных средств, которое позволит автоматизировать процесс регулирования и контроля за движением. Несмотря на большие достижения в этой области за последние 20 лет, задача еще далека от своего окончательного разрешения, а существующие прикладные системы являются дорогостоящими и в большинстве своем ориентированными на национальные стандарты номерных знаков отдельных стран. Кроме этого, задача распознавания символов имеет самостоятельное прикладное значение, связанное с распознаванием машинописных и печатных текстов.

Для распознавания символов используется большой набор методов и алгоритмов, которые можно разделить на две обширные категории: шрифтозависимые и шрифтонезависимые алгоритмы. Для распознавания символов автомобильного номера чаще всего используются шрифтозависимые алгоритмы классификации, которые позволяют достичь лучшего качества распознавания и не имеют в данной задаче присущего им недостатка – зависимость от определенного шрифта, так как при изготовлении номерных знаков используются жестко заданные гарнитуры.

При распознавании символов номерного знака используются методы интегрального анализа бинаризованных изображений [3] (моменты инерции символа, радиальное и дифференциальное радиальное кодирование), метод опорных векторов [4], корреляционные методы [5], сопоставления с эталоном [6] и другие методы, отличающиеся эвристическими принципами получения признаков символа и методами их анализа.

Одной из проблем, часто возникающей при решении задачи распознавания символов автомобильных номеров, является внутриклассовая изменчивость изображений символов, обусловленная следующими факторами: геометрические искажения изображений, связанные с ракурсом съемки; особенности условий освещения, наличие теней, ошибки и неточности, допущенные при автоматической обработке изображений на этапе обнаружения номера, его нормализации и сегментации символов. Сложность формализации всех приведенных факторов, влияющих на конечный вид изображения распознаваемого символа, существенно затрудняет получение качественных классификаторов, успешно решающих задачу распознавания символов автомобильного номера в широком диапазоне условий наблюдения. Проведенные предварительные исследования задачи классификации символов показали возможность успешного применения для ее решения метода сопоставления с эталоном, который имеет высокую обобщающую способность, обладает простотой реализации и использования, а также интуитивно понятно выполняет задачу распознавания на основе измерения значений принятых мер близости к соответствующим шаблонам.

В качестве шаблонов часто используются центры соответствующих распределений изображений символов внутри каждого класса, среднее отклонение от которых объектов соответствующих классов минимально. В то же время для решения задачи распознавания объектов заданного класса большое значение имеет не только распределение объектов внутри этого класса, но и положение объектов других классов в пространстве признаков.

**Цель данной статьи** – рассмотреть алгоритм получения усовершенствованных шаблонов для каждого класса, учитывающий положение объектов всех классов в пространстве признаков и минимизирующий среднюю ошибку классификации на основе взвешивания обучающего набора.

# 1 Исходные данные

В качестве исходных данных для получения шаблонов символов автомобильного номера использовались изображения символов фиксированного масштаба 8 × 14 пикселей, предварительно полученные с помощью алгоритма автоматической сегментации символов [2] из реальных изображений автомобильных номеров и масштабированные к заданному эталонному масштабу.

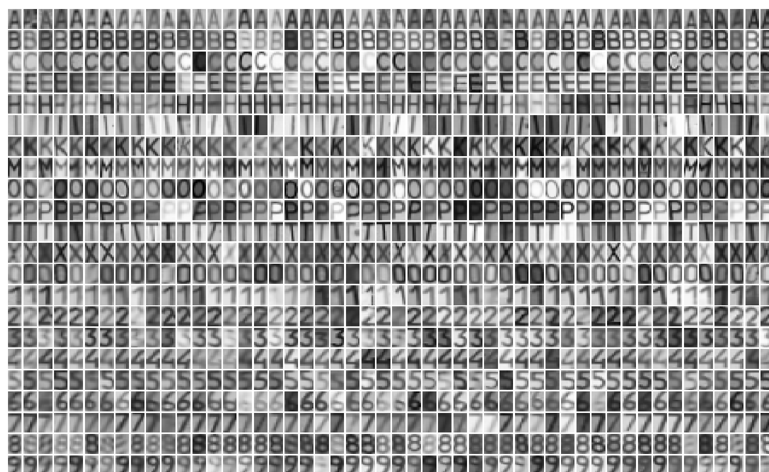


Рисунок 1 – Примеры исходных изображений символов автомобильных номеров

Как видно из приведенных на рис. 1 примеров, исходные изображения символов имеют значительные геометрические (наклон, поворот, сдвиг) и яркостные (яркость, контрастность) искажения. Каждое изображение символа представляет собой экземпляр соответствующего класса с признаками в виде массива яркостей пикселей.

Рассматриваемые в данной работе символы автомобильных номеров, как видно из рис. 1, разделяются на 22 класса, 12 классов представляют собой буквы латинского алфавита, 10 классов – цифры. Используя стандартизированные положения букв и цифр на номерных знаках автомобилей, задачу распознавания символов можно разделить на две задачи распознавания, рассматривая алфавиты классов букв и цифр отдельно.

Использование для классификации символов метода сопоставления с эталоном требует введения меры сходства (близости) двух образов. Так как образы представлены массивами яркостей пикселей изображений, удобно использовать корреляционную меру. Такая мера позволяет уменьшить влияние на результат сравнения $S$ двух изображений $I^1$ и $I^2$, изменений их яркости и контрастности в линейном приближении:

$$S\left(I^1, I^2\right) = \frac{K\left(I^1, I^2\right) - M\left(I^1\right)M\left(I^2\right)}{\sigma\left(I^1\right)\sigma\left(I^2\right)},$$

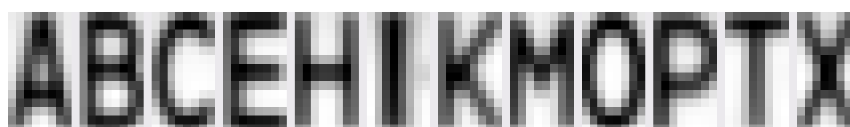
где $K$ – ковариация массивов яркостей изображений, $M$ – средняя яркость, $\sigma$ – среднеквадратический разброс массива яркостей пикселей изображения.

Если принять в качестве шаблонов классов изображения $T^i$, $i = 1,...,N$, где $N$ – число классов, то результат классификации $K$ (номер класса) определяется следующим выражением:

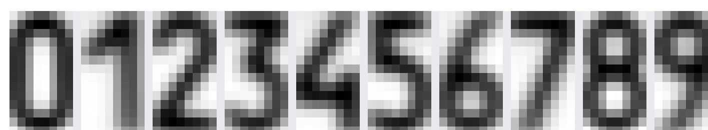
$$K = index\left(\max_i\left(S\left[I, T^i\right]\right)\right),\ i = 1,...,N,$$

где $I$ – классифицируемое изображение-образ, *index* – возвращает номер шаблона, имеющего максимальное сходство с изображением $I$ в смысле корреляционной меры.

На основе приведенного выражения для результата классификации можно получить матрицы принимаемых классификатором решений, если в качестве шаблонов использовать центры распределений объектов каждого класса, показанные на рис. 2.




а)




б)

Рисунок 2 – Шаблоны классов алфавитов букв (а) и цифр (б), полученные как центры распределений объектов каждого класса

В табл. 1 и 2 приведены результаты вычисления матриц результатов распознавания в виде частот принимаемых решений отдельно для алфавитов классов букв и цифр.

Таблица 1 – Матрица принятых решений для букв

| | | Результаты классификации | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Входные изображения | | A | B | C | E | H | I | K | M | O | P | T | X |
| | A | **0.946** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.010 | 0.012 | 0.020 | 0.000 | 0.004 | 0.002 | 0.004 |
| | B | 0.000 | **0.980** | 0.000 | 0.010 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.001 | 0.001 | 0.008 | 0.000 | 0.000 |
| | C | 0.000 | 0.000 | **0.981** | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.014 | 0.000 | 0.002 | 0.000 |
| | E | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.939** | 0.000 | 0.047 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.010 | 0.000 |
| | H | 0.004 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.959** | 0.019 | 0.002 | 0.007 | 0.000 | 0.007 | 0.002 | 0.000 |
| | I | 0.067 | 0.005 | 0.010 | 0.067 | 0.010 | **0.686** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.026 | 0.124 | 0.005 |
| | K | 0.010 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.961** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.030 |
| | M | 0.014 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.021 | 0.034 | 0.007 | **0.924** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | O | 0.000 | 0.000 | 0.029 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.971** | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | P | 0.010 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.990** | 0.000 | 0.000 |
| | T | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.014 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.007 | **0.979** | 0.000 |
| | X | 0.006 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | 0.013 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | **0.968** |
| Средняя ошибка классификации по всем классам | | | | | | | | **0.06** | | | | | |

Из приведенных в табл. 1 и 2 данных видно, что метод сопоставления с эталоном позволяет успешно решать задачу распознавания символов со средней ошибкой 6% для алфавита букв и 1,6% для алфавита цифр, что говорит о перспективности его применения для решения поставленной задачи. Вместе с этим, можно заметить, что качество распознавания отдельных классов символов может существенно различаться, в частности для буквы «I» частота правильного распознавания равна 0,686, что существенно ниже приемлемого уровня распознавания и свидетельствует о необходимости совершенствования используемого метода. Одним из направлений улучшения качества классификации метода сопоставления с эталоном является получение усовершенствованных шаблонов каждого класса, лучше отражающих положение классов в пространстве признаков.

Таблица 2 – Матрица принятых решений для цифр

| | | Результаты классификации | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Входные изображения | | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| | 0 | **0.985** | 0.003 | 0.002 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.007 |
| | 1 | 0.000 | **0.978** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.004 | 0.000 | 0.016 |
| | 2 | 0.000 | 0.000 | **0.991** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.009 | 0.000 | 0.000 |
| | 3 | 0.000 | 0.005 | 0.000 | **0.983** | 0.000 | 0.011 | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 |
| | 4 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.998** | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | 5 | 0.000 | 0.009 | 0.000 | 0.009 | 0.003 | **0.975** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.003 |
| | 6 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.009 | 0.000 | **0.985** | 0.000 | 0.004 | 0.000 |
| | 7 | 0.004 | 0.006 | 0.003 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.976** | 0.000 | 0.010 |
| | 8 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.006 | 0.000 | **0.978** | 0.012 |
| | 9 | 0.000 | 0.006 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.991** |
| Средняя ошибка классификации по всем классам | | | | | | **0.016** | | | | | |

# 2 Алгоритм получения усовершенствованных шаблонов классов символов

Идея рассматриваемого ниже алгоритма основывается на корректировке шаблонов символов исходя из расположения объектов распознаваемых классов принятого алфавита, как показано на рис. 3.

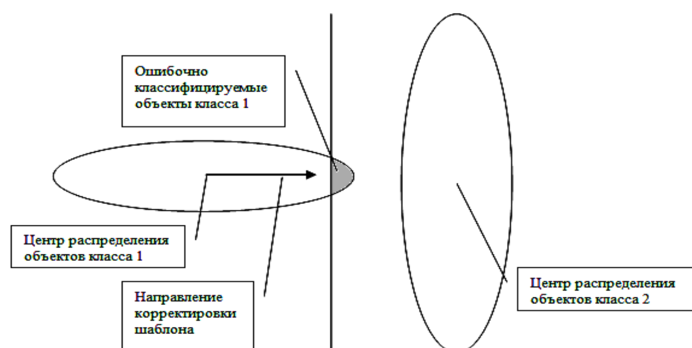



Рисунок 3 – Схема корректировки шаблонов

Как видно из рис. 3, смещение шаблонов классов в направлении ошибочно классифицируемых на данном этапе объектов позволяет уменьшить ошибку классификации. Для реализации корректировки шаблонов предлагается использовать взвешивание имеющихся объектов всех классов таким образом, чтобы веса ошибочно классифицируемых объектов увеличивались на каждом этапе уточнения шаблонов. Новые шаблоны классов получаются с учетом весов каждого объекта соответствующего класса. На каждом этапе корректировки шаблонов выполняется контроль ошибок классификации. После достижения минимальной ошибки корректировка прекращается, и для расчета итоговых шаблонов классов используются текущие веса объектов. Таким образом, предложенный алгоритм можно представить следующей последовательностью операций.

1) Задаются исходные веса объектов как $v_j^i = \dfrac{1}{N_i}$, где $N_i$ – число имеющихся объектов $i$-го класса, $j$ – номер объекта класса.

2) Выполняется расчет шаблонов для каждого класса: $T^i = \sum_{j=1}^{N_i} v_j^i I_j^i$, где $v_j^i$ – вес $j$-го объекта $i$-го класса, $I_j^i$ – изображение $j$-го объекта $i$-го класса.

3) Выполняется расчет матрицы принимаемых решений и оценивается средняя ошибка классификации с использованием текущих шаблонов классов.

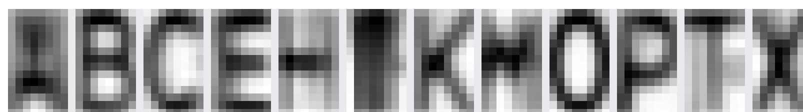
4) Начинается цикл корректировки весов объектов, критерием выхода из которого является достижение минимальной ошибки.

a. Увеличиваются веса ошибочно классифицируемых объектов;
b. Выполняются действия пунктов 2) и 3);
c. Проверяется критерий выхода из цикла корректировки весов.

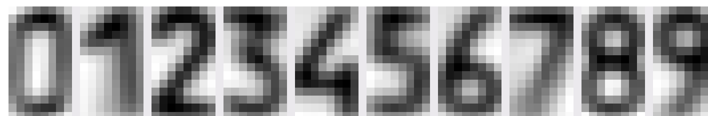
5) Выполняется расчет итоговых шаблонов классов с учетом весов объектов, дающих минимальную ошибку классификации.

# 3 Результаты тестирования предложенного алгоритма корректировки шаблонов классов

В результате работы приведенного в предыдущем разделе алгоритма корректировки шаблонов на основе взвешивания объектов классов были получены модифицированные шаблоны классов символов автомобильных номеров. Алгоритм корректировки применялся отдельно к алфавитам букв и цифр. Полученные усовершенствованные шаблоны в виде изображений показаны на рис. 4.



а)



б)

Рисунок 4 – Усовершенствованные шаблоны классов алфавитов букв (а) и цифр (б), полученные в результате работы алгоритма корректировки

Тестирование полученных шаблонов на задаче классификации символов автомобильных номеров показало лучшие результаты, чем результаты, приведенные в разделе 1 для шаблонов в виде центров распределений объектов классов. Результаты расчета аналогичных матриц принятых решений приведены в табл. 3 и 4.

Таблица 3 – Матрица принятых решений для букв

| | | Результаты классификации | | | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | A | B | C | E | H | I | K | M | O | P | T | X |
| Входные изображения | A | **0.970** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.009 | 0.002 | 0.004 | 0.001 | 0.006 | 0.001 | 0.006 |
| | B | 0.000 | **0.987** | 0.000 | 0.003 | 0.001 | 0.002 | 0.001 | 0.000 | 0.003 | 0.002 | 0.001 | 0.000 |
| | C | 0.000 | 0.000 | **0.993** | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.005 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | E | 0.000 | 0.002 | 0.000 | **0.986** | 0.000 | 0.006 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.004 | 0.000 | 0.002 |
| | H | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | **0.952** | 0.015 | 0.000 | 0.016 | 0.000 | 0.013 | 0.002 | 0.000 |
| | I | 0.005 | 0.005 | 0.010 | 0.005 | 0.000 | **0.851** | 0.000 | 0.026 | 0.015 | 0.041 | 0.031 | 0.010 |
| | K | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.995** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.005 |
| | M | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **1.000** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | O | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **1.000** | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | P | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **1.000** | 0.000 | 0.000 |
| | T | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.007 | **0.993** | 0.000 |
| | X | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.003 | 0.006 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.991** |
| Средняя ошибка классификации по всем классам | | | | | | | **0.024** | | | | | | |

Таблица 4 – Матрица принятых решений для цифр

| | | Результаты классификации | | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| | | 0 | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 |
| Входные изображения | 0 | **0.991** | 0.003 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.002 | 0.000 | 0.001 |
| | 1 | 0.000 | **0.997** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | 2 | 0.000 | 0.000 | **0.997** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.000 |
| | 3 | 0.000 | 0.005 | 0.000 | **0.988** | 0.000 | 0.005 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.000 |
| | 4 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.998** | 0.000 | 0.002 | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | 5 | 0.000 | 0.003 | 0.000 | 0.008 | 0.003 | **0.983** | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.003 |
| | 6 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.002 | 0.000 | **0.998** | 0.000 | 0.000 | 0.000 |
| | 7 | 0.006 | 0.000 | 0.007 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **0.986** | 0.000 | 0.001 |
| | 8 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | 0.000 | 0.001 | 0.000 | **0.996** | 0.001 |
| | 9 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | 0.000 | **1.000** |
| Средняя ошибка классификации по всем классам | | | | | | | **0.007** | | | | |

Полученные результаты показали улучшение качества распознавания при использовании полученных предложенным алгоритмом усовершенствованных шаблонов символов автомобильных номеров. Средняя ошибка классификации для букв уменьшилась с 6% до 2,4%, для цифр – с 1,6% до 0,7%. Кроме этого существенно увеличилась частота правильной классификации для наиболее сложного в данной задаче класса «I»: с 0,686 до 0,851.

# Выводы

Предложенный в статье алгоритм получения усовершенствованных шаблонов символов автомобильного номера позволил увеличить эффективность метода сопоставления с эталоном для решения задачи распознавания символов автомобильных номеров. Полученные показатели качества классификации свидетельствуют о возможности успешного применения метода сопоставления с эталоном при разработке систем автоматического определения автомобильных номеров и решении других задач, связанных с шрифтозависимым распознаванием машинописных текстов.

# Литература

1. Мурыгин К.В. Обнаружение автомобильных номеров на основе смешанного каскада классификаторов / К.В. Мурыгин // Искусственный интеллект. – 2010. – № 2. – С. 147-152.
2. Мурыгин К.В. Нормализация изображения автомобильного номера и сегментация символов для последующего распознавания / К.В. Мурыгин // Искусственный интеллект. – 2010. – № 3. – С. 364-369.
3. Translation, Rotation, and Scale-Invariant Object Recognition / L.A. Torres-Méndez, J.C. Ruiz-Suárez, L.E. Luis E. Sucar, G. Gómez // IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. Part C: Applications and Reviews. – 2000. – Vol. 30, № 1. – P. 125-130.
4. Real-Time Automatic Vehicle Management System Using Vehicle Tracking And Car Plate Number Identification / H. Lee, D. Kim, D. Kim, S.Y. Bang // ICME. – 2003. – V. II. – P. 353-356.
5. Martin F. Automatic car plate recognition using partial segmentation algorithm / F. Martin, D. Borges // In Proc. Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications. – 2003. – Rhodes. – P. 404-461.
6. Automatic License Plate Recognition / S.-L. Chang, L.-S. Chen, Y.-C. Chung, S.-W. Chen // IEEE TRans. on Intelligent Transportation Systems. – 2004. – V. 5, № 1. – P. 42-53.

# Literatura

1. Murygin K.V. Iskusstvennyj intellekt. 2010. № 2. P. 147-152.
2. Murygin K.V. Iskusstvennyj intellekt. 2010. № 3. P. 364-369.
3. Torres-Méndez L.A IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics. Part C: Applications and Reviews. 2000. Vol. 30. № 1. P. 125-130.
4. Lee H. ICME. 2003. Vol. II. P. 353-356.
5. Martin F. In Proc. Signal Processing, Pattern Recognition, and Applications. Rhodes. 2003. P. 404-461.
6. Chang S-L. IEEE TRans. on Intelligent Transportation Systems. 2004. Vol. 5. № 1. P. 42-53.

***K.V. Murygin***

**Calculation of Templates for Recognition of Car Plate Symbols on the Basis of Weighing of Training Set**

In article the algorithm of templates calculation for the decision of a problem of car plates symbols recognition based on template matching is offered. The offered algorithm is based on weighing of a training set and allows obtaining templates of each class of symbols on the basis of minimization of an average error of classification by all classes. The templates received by an offered method allow to solve a problem of symbols classification with a smaller error, than at use as templates of the centers of distributions of classified classes, keeping thus good generalizing ability of a template matching method.

*Статья поступила в редакцию 20.04.2011.*